

Técnicas metaheurísticas aplicadas na otimização de parâmetros em um modelo probabilístico de gestão de estoques

Sidnei Alves de Araújo <araujo@uninove.br>
André Felipe Henriques Librantz <librantz@uninove.br>
Wonder Alexandre Luz Alves <wonder@uninove.br>

Resumo: A gestão de estoque é um dos instrumentos imprescindíveis para eficiência das organizações modernas uma vez que está diretamente relacionada à otimização do processo produtivo e à satisfação dos clientes. Em modelos de gestão de estoques é comum necessidade de estimação de variáveis que estão relacionadas com algumas incertezas. Para esta tarefa, que pode ser caracterizada como um problema de otimização, é importante o uso de técnicas que permitem obter soluções rápidas e de boa qualidade uma vez que obter soluções ótimas, na maioria dos casos, é computacionalmente inviável. Neste trabalho explora-se a utilização de algumas das principais técnicas metaheurísticas (Algoritmos Genéticos, Simulated Annealing e Busca Tabu) na otimização de parâmetros em um modelo probabilístico de gestão de estoques. Para avaliar a qualidade das soluções encontradas por estas três técnicas, comparou-se os resultados por elas obtidos com aqueles obtidos pelo método da busca exaustiva. Os experimentos realizados mostram que tais técnicas podem ser aplicadas de forma satisfatória nesta classe de problemas.

Palavras-chave: Metaheurística; Gestão de estoques; Otimização de parâmetros.

1. Introdução

O aumento da economia global, a concorrência e a tecnologia exigem cada vez mais agilidade e flexibilidade das organizações. A exploração de diferentes estratégias que possibilitem melhorias em processos produtivos e seus controles é uma prática utilizada pelas organizações para conseguir vantagens em relação aos seus competidores. Um dos instrumentos imprescindíveis para eficiência da cadeia produtiva nas organizações modernas é a gestão de estoque, que constitui um tema clássico na engenharia de produção (DAVIS et al., 2001; PEIXOTO; PINTO, 2006). Em muitos casos, a satisfação do cliente torna-se um elemento fundamental no mercado atual e engloba disponibilidade do produto, agilidade e eficiência na entrega, entre outros elementos, fazendo com que as empresas busquem meios de melhorar e reduzir os custos dos processos logísticos (BELFIORE, 2006).

O estudo de modelos de gestão de estoques normalmente não é simples dado a presença de incertezas (GAITHER; FRAZIER, 2001), isto é, variáveis que não podem ser previstas antecipadamente e que precisam ser estimadas de alguma forma com intuito de maximizar ou minimizar uma função objetivo, relacionada à qualidade da gestão, levando em conta a estratégia adotada. Diante disso, pode-se caracterizar a estimação de parâmetros em gestão de estoques como um problema de otimização. Para solução de tais problemas é comum o uso de métodos de programação matemática que, em geral, fazem o uso de cálculo de derivadas da função objetivo para determinar a direção de busca do ponto de solução. Nesta classe de problemas, visto que na maioria dos casos, a exploração de todo o domínio para se obter uma solução ótima torna-se inviável, é muito importante o estudo de métodos

que utilizam informação e intuição a respeito do problema para produzirem soluções rápidas e de boa qualidade. Assim, uma alternativa é o uso de técnicas metaheurísticas, as quais têm sido amplamente utilizadas em problemas desta natureza.

As técnicas metaheurísticas são ferramentas poderosas para resolução de problemas de otimização complexos cujos espaços de busca das soluções ótimas sejam muito grandes para que se possa determiná-las com precisão através de um método determinístico com tempo de processamento aceitável.

Embora as técnicas metaheurísticas venham sendo utilizadas em problemas voltados para os processos produtivos, ainda são poucas as aplicações que envolvem diretamente a gestão de estoques (ZNAMENKY; CUNHA, 2003). Esse fato sinaliza a existência de um campo de pesquisa com grande potencial, uma vez que estas técnicas têm sido empregadas com sucesso em diversos problemas de otimização.

Neste trabalho explora-se a aplicação das técnicas metaheurísticas Algoritmos Genéticos (AG), Simulated Annealing (SA) e Busca Tabu (BT), no problema de otimização de parâmetros em um modelo probabilístico de gestão de estoques, comparando em termos quantitativos e qualitativos as soluções encontradas, com o intuito de avaliar a eficiência de cada uma das técnicas na solução do problema.

2. Descrição do problema

Há vários modelos de estoque, sendo alguns reativos, que não utilizam previsão de demanda para a tomada de decisões, e outros ativos, nos quais a decisão é tomada com base em previsões (SANTORO; FREIRE, 2008). O modelo de gestão de estoque abordado neste trabalho é definido basicamente por duas incertezas cujas distribuições de probabilidade são conhecidas: a demanda diária do produto e o prazo de entrega do produto pelo fornecedor (*lead time*). A gestão é realizada por meio do estabelecimento de dois parâmetros: o ponto de reposição (PR) e o tamanho do lote (TL). O ponto de reposição é o nível do estoque que, quando atingido, dispara uma solicitação de compra de um lote cujo tamanho é de dimensão determinada pela variável tamanho do lote. Modelos desse tipo formam a base de muitos sistemas comerciais de controle de estoque (NAHMÍAS, 1997; CASTRO; PIZZOLATO, 2005). O critério de avaliação da gestão é estabelecido por meio da média ponderada de dois fatores: o nível de atendimento (NA) e o critério econômico (CE) que está associado ao nível diário médio do estoque. O problema então consiste em encontrar valores dos parâmetros de gestão PR e TL, considerando a estratégia adotada pelo gestor, que resulte no valor máximo da função objetivo (FO) (ARAÚJO et al., 2007).

O gestor do sistema de estoque se vê face aos seguintes problemas: (a) se sua estratégia for trabalhar com pouco estoque, o número de vezes que poderá não atender demandas será elevado, por estar com estoque insuficiente devido às incertezas do tempo de entrega dos lotes solicitados e das demandas de grande quantidade; não será uma estratégia que busca a fidelização dos clientes; (b) por outro lado, se trabalhar com estoques elevados, poderá estar empatando capital financeiro significativo, o que pode implicar na elevação do preço do produto. Assim, há que buscar um compromisso entre os diferentes valores institucionais e econômicos. Por exemplo, se o interesse for obter um elevado nível de atendimento, o estoque médio deve manter-se em um nível relativamente alto, o que pode exigir um significativo capital empatado no estoque. O modelo de gestão de estoques abordado é descrito pelas equações 1 a 4.

$$FO = (NA * \alpha) + (CE * \beta), \alpha e \beta \in [0,1] \quad (1)$$

Onde NA é o nível de atendimento (equação 2) e CE é o critério econômico (equação 3).

$$NA = \frac{\text{Demanda atendida}}{\text{Demanda total}} \quad (2)$$

$$CE = e^{A * \text{media do estoque diario}} \quad (3)$$

Onde o parâmetro A é definido por:

$$A = \log\left(\frac{10^{-3}}{10 * \text{Media da demanda}}\right) \quad (4)$$

Os parâmetros α e β na equação 1 definem o peso de cada um dos fatores que estão relacionados à característica da gestão. A função objetivo (FO) serve como balanço entre critério econômico e o nível de atendimento. O coeficiente A foi determinado empiricamente a partir da análise do comportamento da função que define o critério econômico (equação 3).



FIGURA 1 – Exemplo da evolução do estoque de um produto durante 29 dias.

A figura 1 ilustra uma possibilidade de evolução do estoque de um determinado produto considerando um intervalo de 29 dias.

Observando a figura 1, percebe-se que há períodos nos quais não existe unidade do produto em estoque. Nesses momentos, não há como atender as possíveis demandas do produto, o que poderia comprometer a gestão caso a estratégia priorizasse a fidelização dos clientes. Nesse trabalho considerou-se um período de 5000 dias para avaliação da gestão de estoque com base nos parâmetros estimados, como pode ser visto no diagrama esquemático da figura 2, o qual ilustra o processo de simulação computacional empregado.

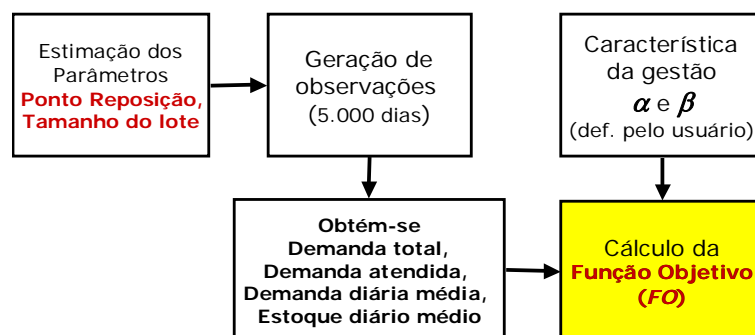


FIGURA 2 – Diagrama esquemático da simulação computacional para o cálculo da função objetivo (FO).

Embora não haja uma dependência explícita dos parâmetros PR e TL com os termos que compõem a função objetivo, tais parâmetros são diretamente responsáveis pela evolução temporal do estoque, como mostrado na figura 1.

3. Técnicas metaheurísticas e de busca exaustiva

As técnicas metaheurísticas são ferramentas poderosas para resolução de problemas complexos de otimização, cujos espaços de busca das soluções ótimas sejam muito grandes para que se possa determiná-las com precisão através de um método direto. Estas técnicas utilizam informação e intuição a respeito do problema para produzirem soluções rápidas e de boa qualidade. Por outro lado, na técnica de busca exaustiva (BE) avaliam-se todas as possíveis soluções de um problema para então determinar a solução ótima. A seguir são descritas as técnicas AG, SA e BT bem como a técnica BE, cuja aplicação permitiu a avaliação dos resultados obtidos pelas técnicas referidas.

3.1 Algoritmos Genéticos (AG)

O AG é um método de busca e otimização, baseado no processo de seleção natural, que simula a evolução das espécies (RUSSEL; NORVIG, 1995; GOLDBERG, 1989; HAUPT; HAUPT, 1998; MICHALEWICZ, 1996). O AG gera os indivíduos (cadeias de bits que representam possíveis soluções) também chamados de cromossomo, para evoluírem em busca da solução de um dado problema. Num AG, os indivíduos competem entre si e os mais aptos são selecionados para em seguida serem cruzados e gerarem novos indivíduos mais aptos e, portanto, melhores que os anteriores. Dessa forma, a cada nova geração deve haver um indivíduo mais próximo de uma solução para o problema. Os elementos básicos de um AG são: (a) cromossomo: conjunto de bits; (b) gene: subconjunto de bits do cromossomo e (c) alelo: cada bit de um gene. A estrutura básica de um AG contempla quatro operações principais: o cálculo de aptidão (fitness), o processo de seleção, o cruzamento (crossover) e a mutação dos indivíduos, conforme pode ser visto no pseudocódigo mostrado na figura 3.

Procedimento Algoritmo Genético

Início

Seja s' a melhor solução da geração corrente, s^* a melhor solução obtida até então, Ger o contador do número de gerações e Max_Ger o número máximo de gerações permitidas

Ger \leftarrow 1

Gera população inicial

Avalia população {cálculo da aptidão dos indivíduos}

Enquanto Ger \leq Max_Ger ou algum outro critério de parada não for atingido

 Faz seleção dos melhores indivíduos

 Efetua o cruzamento entre os melhores indivíduos para recompor a população

 Faz mutação de um percentual dos indivíduos da população

 Avalia população {cálculo da aptidão dos indivíduos}

 Se $s' > s^*$ então

$s^* \leftarrow s'$

 Fim_se

 Ger \leftarrow Ger + 1

Fim_enquanto

Retorna s^*

Fim

FIGURA 3 – Pseudocódigo AG.

O cromossomo foi definido com 22 alelos e dividido em dois genes, conforme mostra a figura 4. O primeiro gene representa a variável PR e o segundo a variável TL. Como cada gene tem 11 bits, é possível representar, para cada variável um valor no intervalo $[0, 2^{11}-1]$, o que atende às restrições impostas. O AG foi configurado da seguinte maneira: quantidade de indivíduos por população=100; quantidade de indivíduos selecionados para cruzamento em cada geração=30; Max_Ger=100; pontos de corte: 2 (6^o e 17^o bits); taxa de mutação=2%.

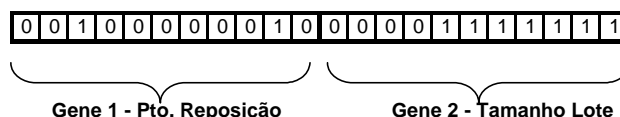


FIGURA 4 – Estrutura do cromossomo.

A função de aptidão para avaliação dos indivíduos é a própria FO, definida na eq. 1.

3.2 Busca Tabu (BT)

A Busca Tabu (figura 5) é um método iterativo de otimização local que admite soluções de piora para escapar de ótimos locais. A cada iteração seleciona-se o melhor vizinho s' do estado corrente s . Independentemente de s' ser melhor ou pior que s , s' será o novo estado corrente. Se s' for melhor que a melhor solução encontrada até o momento s^* , então esta é substituída por s' . Como esse mecanismo não é suficiente para escapar de ótimos locais, uma vez que poderia haver retorno a uma solução previamente gerada, o algoritmo usa o conceito de lista tabu, que é na verdade, uma lista que registra os estados que já foram visitados (RUSSEL; NORVIG, 1995). O algoritmo chega ao fim quando alcança um certo critério de parada. Geralmente utiliza-se um determinado número de iterações sem melhoras.

Procedimento Busca Tabu

Início

Seja s_0 a solução inicial (gerada aleatoriamente), s a solução representada pelo estado corrente, s' a solução representada pelo melhor vizinho do estado corrente, s^* a melhor solução obtida até então, Iter o contador do número de iterações, Melhor_Iter a iteração mais recente que forneceu s^* , Max_Iter_sm o número máximo de iterações sem melhoria de s^* e T a lista tabu

$T \leftarrow \emptyset$

$s^* \leftarrow s_0$

$s \leftarrow s_0$

Iter $\leftarrow 1$

Melhor_Iter $\leftarrow 1$

Max_Iter_sm $\leftarrow 50$

$T \leftarrow T \cup s_0$

Enquanto (Iter – Melhor_Iter \leq Max_Iter_sm) Faça

Seleciona sucessor $s' \{s' \notin T\}$

$s \leftarrow s'$

$T \leftarrow T \cup s$

Se $s > s^*$ Então

$s^* \leftarrow s$

Melhor_Iter \leftarrow Iter

Fim-se

Iter \leftarrow Iter + 1

Fim-enquanto

Retorne s^*

Fim

FIGURA 5 – Pseudocódigo BT.

No algoritmo BT o critério de parada é dado pela variável Max_Iter_sm , a qual foi inicializada com o valor 50. Os estados s_0 , s , s' e s^* representam um par de valores para as variáveis PR e TL. Considera-se como vizinhança de um estado seus oito vizinhos mais próximos. As definições de estado e vizinhança são válidas para os demais algoritmos.

3.3 Simulated Annealing (SA)

O algoritmo Simulated Annealing ou algoritmo de arrefecimento simulado (figura 6), baseado no processo de recozimento de metais, é uma versão estocástica do conhecido algoritmo Subida de Encosta. Neste algoritmo, movimentos para estados melhores que o estado corrente são sempre aceitos. Caso o movimento seja para um estado de piora, ele pode ser aceito com uma determinada probabilidade que diminui com o tempo. Desta forma, nas iterações finais do algoritmo, somente soluções melhores são aceitas já que a probabilidade de aceitação de uma solução pior é quase nula (Rich; Knight, 1994; RUSSEL; NORVIG, 1995).

Procedimento Simulated Annealing

Início

Seja s_0 a solução inicial (gerada aleatoriamente), s a solução representada pelo estado corrente, s' a solução representada pelo sucessor do estado corrente, s^* a melhor solução obtida até então, $Iter$ o contador do número de iterações, Max_Iter o número máximo de iterações, ΔE a variação entre s e s' , P a probabilidade de aceitar soluções piores que a atual, $Temp$ uma temperatura que controla a probabilidade P

$s \leftarrow s_0$

$s^* \leftarrow s_0$

$Iter \leftarrow 1$

$Max_Iter \leftarrow 1000$

Enquanto ($Iter \leq Max_Iter$) Faça

$Temp \leftarrow Max_Iter - Iter$

Se $Temp=0$ Então

Retorne s^*

Fim-se

Gera sucessor s' {aleatoriamente}

$\Delta E \leftarrow s' - s$

Se $\Delta E > 0$ Então

$s \leftarrow s'$

Senão

$P \leftarrow e^{\Delta E/Temp}$

$s \leftarrow s'$ {somente com uma certa probabilidade P }

Fim-se

Se $s > s^*$ Então

$s^* \leftarrow s$

Fim-se

$Iter \leftarrow Iter + 1$

Fim-enquanto

Retorne s^*

Fim

FIGURA 6 – Pseudocódigo SA.

No caso do do algoritmo SA, o critério de parada é determinado pela variável Max_Iter .

3.4 Busca Exaustiva (BE)

Uma das técnicas de resolução de problemas é gerar, de forma sistemática, todas as possíveis soluções e verificar qual delas é a melhor. Trata-se da abordagem da “Força Bruta” para obtenção de soluções ótimas para problemas de otimização. Embora sua implementação seja simples, o inconveniente da busca exaustiva (figura 7) é que, para muitos problemas, o

espaço de soluções pode ser muito grande tornando seu uso proibitivo (RICH; KNIGHT, 1994).

<p>Procedimento Busca Exaustiva</p> <p>Início</p> <p>Seja s_0 a solução inicial, s a solução representada pelo estado corrente, s' a solução representada pelo sucessor do estado corrente, s^* a melhor solução obtida até então</p> <p>$s \leftarrow s_0$</p> <p>$s^* \leftarrow s_0$</p> <p>Enquanto (não esgotar todo o espaço de busca) faça</p> <p style="padding-left: 20px;">Gera sucessor s' {sistematicamente}</p> <p style="padding-left: 20px;">$s \leftarrow s'$</p> <p style="padding-left: 20px;">Se $s > s^*$ Então</p> <p style="padding-left: 40px;">$s^* \leftarrow s$</p> <p style="padding-left: 20px;"><u>Fim-se</u></p> <p><u>Fim-enquanto</u></p> <p>Retorne s^*</p> <p>Fim</p>

FIGURA 7 – Pseudocódigo BE.

No algoritmo BE todos os estados que compõem o espaço de busca são visitados e aquele que representa o par PR e TL que maximiza a FO é selecionado.

4. Resultados experimentais

Com intuito de avaliar a qualidade das soluções encontradas pelas técnicas metaheurísticas, realizamos uma série de experimentos envolvendo 3 diferentes cenários (tabela 1) e utilizando, em cada cenário, 3 diferentes estratégias de gestão. Para cada estratégia de gestão, executamos 5 vezes cada um dos algoritmos (AG, SA e BT) e comparamos o valor médio da função objetivo com o valor “ótimo” obtido pelo método da busca exaustiva (BE) no qual se calcula o valor de FO para todas as combinações possíveis de PR e TL, considerando os intervalos de valores definidos para estes parâmetros. Cabe ressaltar que, embora custoso computacionalmente, executar a BE para selecionar a melhor solução a fim de aferir os resultados obtidos pelas técnicas metaheurísticas só foi possível porque: (a) limitamos o intervalo de valores para os parâmetros a serem estimados (2 a 10 vezes a demanda média diária) e (b) os valores a serem estimados exprimem quantidades de produtos e, portanto, são discretos. Os resultados dos experimentos supra citados podem ser vistos nas tabelas 2 a 4.

TABELA 1 - Cenários utilizados nos experimentos.

Parâmetros de controle	Cenários		
	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3
Média demanda	50	100	200
Desvio padrão demanda	10	20	50
Média lead time	5	5	7
Desvio padrão lead time	1	1	2
Estoque inicial	15	150	500

Na tabela 1 é possível verificar o conjunto de valores dos parâmetros de controle utilizados para os 3 cenários. Em cada uma das tabelas, de 2 a 4 a seguir, considera-se um

cenário e para cada um deles, 3 estratégias de gestão diferentes. Cada estratégia é caracterizada pelo par de fatores α (ponderação do nível atendimento) e β (ponderação do critério econômico) definidos pelo usuário. Tais parâmetros estão diretamente relacionados com a função objetivo (FO), definida na equação 1 e calculada conforme o esquema mostrado na figura 2. Outros dados associados aos experimentos são: número do experimento (Exp), média dos valores de FO considerando os cinco experimentos (Média), ponto de reposição (PR) e tamanho do lote (TL). PR e TL são os parâmetros estimados pelas técnicas metaheurísticas. A tabela 5 mostra o tempo médio de processamento (em segundos) que cada uma das técnicas gastou para estimar PR e TL.

TABELA 2 - Resultados obtidos para o conjunto de parâmetros de controle do cenário 1.

Técnica	Exp.	Estratégias da gestão								
		$\alpha = 0,5; \beta = 0,5$			$\alpha = 0,7; \beta = 0,3$			$\alpha = 0,3; \beta = 0,7$		
		PR	TL	FO	PR	TL	FO	PR	TL	FO
AG	1	212	115	0,655	245	255	0,719	400	101	0,728
	2	396	107	0,655	230	237	0,718	376	103	0,728
	3	209	113	0,659	269	271	0,717	324	104	0,726
	4	390	107	0,653	223	238	0,721	296	106	0,719
	5	322	123	0,654	222	243	0,717	417	104	0,725
	Média	–	–	0,655	–	–	0,718	–	–	0,725
SA	1	186	118	0,653	237	248	0,720	108	101	0,728
	2	408	106	0,651	243	227	0,719	129	100	0,726
	3	452	108	0,652	247	237	0,718	191	100	0,728
	4	456	113	0,651	248	226	0,719	199	103	0,724
	5	462	125	0,650	261	236	0,721	396	101	0,728
	Média	–	–	0,651	–	–	0,719	–	–	0,727
BT	1	253	276	0,540	328	259	0,712	304	403	0,314
	2	266	141	0,646	346	233	0,713	309	101	0,728
	3	271	359	0,517	394	188	0,703	322	100	0,728
	4	367	128	0,649	407	192	0,702	373	101	0,728
	5	392	186	0,612	407	204	0,710	383	389	0,305
	Média	–	–	0,593	–	–	0,708	–	–	0,561
BE	-	487	107	0,659	223	241	0,729	443	100	0,728

TABELA 3 - Resultados obtidos para o conjunto de parâmetros de controle do cenário 2.

Técnica	Exp.	Estratégias da gestão								
		$\alpha = 0,5; \beta = 0,5$			$\alpha = 0,7; \beta = 0,3$			$\alpha = 0,3; \beta = 0,7$		
		PR	TL	FO	PR	TL	FO	PR	TL	FO
AG	1	603	213	0,655	472	493	0,723	742	203	0,725
	2	738	249	0,654	495	544	0,720	975	205	0,729
	3	660	201	0,653	442	459	0,721	317	208	0,723
	4	782	230	0,653	501	536	0,719	355	206	0,728
	5	750	211	0,652	415	461	0,722	224	203	0,725
	Média	–	–	0,653	–	–	0,721	–	–	0,726
SA	1	303	226	0,649	450	456	0,720	213	201	0,723
	2	615	221	0,648	482	476	0,720	325	200	0,726
	3	772	217	0,651	497	457	0,719	327	200	0,727
	4	809	222	0,650	537	471	0,719	459	200	0,727
	5	990	207	0,649	560	505	0,720	839	200	0,719

	Média	–	–	0,649	–	–	0,720	–	–	0,724
BT	1	641	927	0,506	651	669	0,708	684	515	0,330
	2	707	996	0,503	666	735	0,707	717	509	0,327
	3	751	610	0,509	767	558	0,705	774	347	0,559
	4	762	766	0,505	810	411	0,709	789	200	0,727
	5	829	405	0,576	841	281	0,640	846	922	0,303
	Média	–	–	0,520	–	–	0,694	–	–	0,449
BE	-	576	222	0,656	449	461	0,729	553	200	0,729

TABELA 4 - Resultados obtidos para o conjunto de parâmetros de controle do cenário 3.

Técnica	Exp.	Estratégias da gestão								
		$\alpha = 0,5; \beta = 0,5$			$\alpha = 0,7; \beta = 0,3$			$\alpha = 0,3; \beta = 0,7$		
		PR	TL	FO	PR	TL	FO	PR	TL	FO
AG	1	895	451	0,608	1806	1988	0,701	987	405	0,715
	2	948	493	0,608	1522	1944	0,700	1483	400	0,718
	3	1601	431	0,607	1624	1776	0,700	1487	411	0,715
	4	1155	433	0,607	1845	1971	0,701	1754	414	0,718
	5	1839	451	0,609	1860	1926	0,701	809	405	0,714
	Média	–	–	0,608	–	–	0,701	–	–	0,716
SA	1	1357	417	0,601	1814	1938	0,697	1061	409	0,712
	2	1429	421	0,600	1874	1982	0,699	1204	402	0,712
	3	1651	438	0,060	1944	1990	0,699	1941	405	0,712
	4	693	445	0,600	1969	1722	0,699	515	405	0,712
	5	719	415	0,600	1989	1829	0,699	744	402	0,713
	Média	–	–	0,600	–	–	0,699	–	–	0,712
BT	1	1412	645	0,581	1455	698	0,567	1432	1847	0,307
	2	1477	590	0,589	1512	1796	0,688	1500	1349	0,327
	3	1535	401	0,601	1562	1600	0,691	1568	1036	0,412
	4	1626	1649	0,500	1626	1227	0,667	1637	735	0,568
	5	1693	1311	0,499	1753	938	0,612	1698	450	0,698
	Média	–	–	0,554	–	–	0,645	–	–	0,462
BE	-	1882	426	0,609	1919	1942	0,711	847	403	0,718

TABELA 5 - Tempo médio de processamento gasto por cada uma das técnicas para estimação de PR e TL

Técnica Metaheurística	Tempo médio de processamento (em segundos)		
	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3
AG	9,20	9,35	9,50
SA	2,00	2,00	2,00
BT	13,00	13,00	13,00
BE	107,00	425,00	1.664,00

Os resultados reportados na tabela 5 mostram que na gestão de estoque de produtos em pequena quantidade, a técnica de busca exaustiva pode até ser viável. À medida que aumenta a quantidade de um produto, explorar todo o espaço de busca vai se tornando bastante dispendioso no que concerne o tempo de processamento. Pode-se observar também que a técnica AG apresenta o melhor resultado. Por outro lado, a técnica SA apresenta baixo custo

computacional aliado a resultados muito próximos aos obtidos pelo AG, conforme mostrado nas tabelas 2, 3 e 4. A partir dos resultados apresentados, verifica-se que há muitas soluções que resultam no valor máximo da função objetivo, o que permite a escolha mais adequada à estratégia adotada.

5. Conclusões

Neste trabalho empregou-se técnicas metaheurísticas na otimização de parâmetros em um modelo probabilístico de gestão de estoques considerando um único produto. Para estender o modelo para todos os produtos do estoque basta estimar o par de parâmetros para cada produto separadamente considerando suas características (parâmetros de controle e estratégia de gestão). Os resultados demonstraram que os valores estimados pelas técnicas AG e SA foram muito próximos dos valores ótimos obtidos pela técnica BE, na qual é explorado todo o espaço de soluções, o que valida as aplicações dessas técnicas. Em adição, pode-se inferir que nos casos onde o domínio das soluções é pequeno, os métodos tradicionais ou mesmo a busca exaustiva são viáveis, dispensando aplicação de técnicas metaheurísticas para estimação dos parâmetros. No entanto, à medida que o espaço de soluções torna-se maior e a aplicação de métodos determinísticos inviável, o uso dessas técnicas mostra-se uma alternativa interessante na solução do problema abordado e outros de natureza semelhante.

Referências

- ARAÚJO, S. A. ; LIBRANTZ, A. F. H. ; JEN, L. C. ; ALVES, W. A. L. *Algoritmos Genéticos na Estimação de Parâmetros em Gestão de Estoques*. In: X Simpósio de Pesquisa Operacional e Logística da Marinha, p. 1-10, 2007.
- BELFIORE, P. P.; COSTA, O. L. V.; FÁVERO, L. P. L., Problema de Estoque e Roteirização: revisão bibliográfica, *Produção*, v. 16, n. 3, p. 442-454, Set./Dez. 2006
- CASTRO, J. G.; PIZZOLATO, N. D. A Programação de lotes econômicos de produção (ELSP) com tempos e custos de setup dependentes da seqüência: um estudo de caso. *Revista Gestão Industrial*, CEFET-PR Paraná, v. 1, n. 3, p. 357-367, 2005.
- DAVIS, M. M.; AQUILANO, N. J.; CHASE, R. B. *Fundamentos da Administração da Produção*. 3. ed. Porto Alegre: Bookman Editora, 2001.
- GAITHER, N.; FRAZIER, G. *Administração da Produção e Operações*. 8. ed. São Paulo: Pioneira Thomson Learning, 2001.
- GOLDBERG, D. E. *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*. Massachusetts: Addison-Wesley Pub. Inc., 1989.
- HAUPT, R. L.; HAUPT, S. E. The Binary Genetic Algorithm. In: HAUPT, R. L.; HAUPT, S. E. *Practical Genetic Algorithms*. 1. ed., New York: Wiley-Interscience, 1998. cap. 2, p. 25-48.
- MICHALEWICZ, Z. *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*. New York: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1996.
- NAHMIAS, S. *Production and Operations Analysis*. 3. ed. Chicago: McGraw-Hill, 1997.
- PEIXOTO, E. C.; PINTO, L. R. Gerenciamento de estoques via previsão de vendas agregadas utilizando simulação, *Produção*, v. 16, n. 3, p. 569-581, Set./Dez. 2006.
- SANTORO, M. C.; FREIRE, G. Análise comparativa entre modelos de estoque, *Produção*, v. 18, n. 1, p. 089-098, Jan./Abr. 2008.
- RICH, E.; KNIGHT, K. *Inteligência artificial*. 2.ed. São Paulo: Makron Books, 1994.
- RUSSEL, S.; NORVIG, P. *Artificial intelligence: a modern approach*. New Jersey: Prentice Hall, 1995.
- ZNAMENKY, A.; CUNHA, C. B. O problema de estoque-roteirização com demanda determinística. *Revista Transportes*, São Paulo, v. 11, n. 2, p. 31-40, dez. 2003.